نشریه ماشین‌های کشاورزی
جلد ۱۱، شماره ۲، نیمسال دوم ۱۴۰۰، ص ۳۲۹-۳۱۷

Journal of Agricultural Machinery
Vol. 11, No. 2, Fall- Winter 2021, p. 317-329

مقاله علمی-پژوهشی

تشخیص بیماری آنتراکنوز برگ درخت گردو با استفاده از پردازش تصاویر در شرایط نور طبیعی

علی یوسفوند[1]، جعفر امیری پریان[2]*

تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۰۵/۲۹
تاریخ پذیرش: ۱۳۹۸/۱۰/۰۸

چکیده

کنترل بیماری‌ها و آفات گردو مستلزم تعیین نقشه گستردگی آلودگی‌ها در کمترین زمان ممکن می‌باشد. پردازش تصویر به‌عنوان رویکردی برای تعیین میزان و نوع آسیب‌دیدگی محصولات مختلف در مزارع و باغات ارائه شده است. هدف از انجام این پژوهش، تشخیص بیماری آنتراکنوز برگ درختان گردو با استفاده از روش پردازش تصویر می‌باشد. تشخیص بیماری در باغ و با استفاده از تصاویر گرفته شده از برگ‌های واقع بر روی درخت انجام گرفت تا با عملیاتی با بار محاسباتی اندک و الگوریتمی به دور از پیچیدگی محاسباتی، زمینه لازم برای طراحی نرم‌افزارهای کاربردی بر روی سامانه‌های مکاترونیکی هوشمند فراهم گردد. بدین منظور تصاویری از برگ‌های سالم گردو و همچنین نقاط آلوده به بیماری آنتراکنوز گرفته شد. الگوریتم شناسایی بیماری آنتراکنوز مبتنی بر ویژگی‌های رنگی و شکل‌شناسی برگ‌ها و لکه‌های ناشی از بیماری بود. نتایج حاصل از ارزیابی روش ارائه شده برای تشخیص بیماری آنتراکنوز، دقت تفکیک ۹۸ درصد را نشان داد. شدت آلودگی محاسبه شده توسط الگوریتم با شدت آلودگی حقیقی مقایسه شد و نتایج استفاده از آزمون توزیع t برای مقایسه میانگین دو نمونه (شدت آلودگی محاسبه شده توسط الگوریتم و شدت آلودگی حقیقی) نشان داد که بین دو گروه در سطح احتمال ۰/۰۱ اختلاف معنی‌داری وجود ندارد.

واژه‌های کلیدی: برگ درخت گردو، پردازش تصویر، ویژگی‌های رنگی، ویژگی‌های شکل‌شناسی

مقدمه

در راستای تشخیص و مبارزه با آفات و بیماری‌های باغات در سال‌های اخیر پژوهش‌های زیادی در حال اجراست. طبقه‌بندی بیماری‌ها در تصاویر مربوط به برگ درختان مرکبات با استفاده از ویژگی‌های ساختار رنگی و آنالیز علائم مشخص با دقت بیش از ۹۵ درصد انجام گرفته است (Pydipati *et al.*, 2006)، همچنین با استفاده از همین روش آسیب‌های وارده به پوست گریپ‌فروت با دقت بالای ۹۶ درصد تشخیص داده شده است (Kim *et al.*, 2009). باندی و چاپناسمی با جمع‌آوری برگ مرکبات و دریافت ساختار (HSI[3]) آن‌ها نشان دادند که با استفاده از آنالیز افتراق خطی ساختار رنگی با دقت بالای ۹۸ درصد آسیب‌های وارد شده به این برگ‌ها قابل طبقه‌بندی می‌باشند (Bundi *et al.*, 2013). قضاوی و یغمایی قسمت‌های آفت‌زده برگ درخت پسته را برچسب‌گذاری نموده و پس از تست روش‌های استخراج ویژگی، موجک را به‌عنوان بهترین مدل برای این کار پیشنهاد دادند (Lavaf Ghazavi and Yaghmaei, 2015).

راه‌حل‌های نرم‌افزاری متکی بر روش پردازش تصویر ارائه شده توسط پژوهشگران می‌تواند بیماری‌های برگ و میوه را با محاسبات خیلی کم، تشخیص و طبقه‌بندی نماید (Rouzegar and Golzarian, 2015). یک الگوریتم ۸ مرحله‌ای برای آشکارسازی و طبقه‌بندی بیماری‌های برگ گیاهان با استفاده از شبکه عصبی توسط (Tripathi and Save, 2015) ارائه گردید. برای تشخیص و طبقه‌بندی بیماری‌های برگ گیاهان، از روش‌های K-میانگین و الگوریتم بخش‌بندی ژنتیک (Singh and Misra, 2017) نیز استفاده شده است. عمرانی و همکاران روش پردازش تصویر را برای تشخیص سه اختلال درخت سیب شامل لکه سیب سیاه، آلترناریا و آفت مینوز، استفاده کردند (Omrani *et al.*, 2014).

از روش پردازش تصویر و شبکه‌های عصبی به‌عنوان یک روش سریع، راحت و دقیق، برای تشخیص برگ‌های بیمار گردو استفاده شد (Mahmoodi-Eshkaftaki *et al.*, 2011). با وجودی‌که هدف از پژوهش مذکور رسیدن به راهکارهایی برای تشخیص سریع، راحت و دقیق بیماری‌ها می‌باشد، نمونه‌های برگ داخل بسته‌های خاص قرار داده شده و تحت فشار به آزمایشگاه منتقل و در آنجا تصویربرداری شده‌اند، لذا توسعه و کاربردی نمودن این پژوهش نیازمند انجام مراحل تصویربرداری در شرایط طبیعی و در داخل باغات است.

۱- دانشجوی دکتری، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان
۲- استادیار، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان
(*- نویسنده مسئول: Email: amiriparian@basu.ac.ir)
DOI: 10.22067/jam.v11i2.82558
3- Hue, Saturation, Intensity

بسیاری از تصاویر استفاده شده در توسعه روش‌های جدید در شرایط سخت‌گیرانه‌ای از نوردهی، زاویه برداشت، فاصله بین موضوع و وسیله برداشت جمع‌آوری شده‌اند. با این حال در بیشتر کاربردهای جهان واقعی اجرای این شرایط اغلب غیرممکن است، بنابراین مشکل اینجاست که بسیاری از پژوهش‌ها هرگز به نقطه آزمایش و ارتقاء روش برای مواجهه با شرایط واقعی نرسیده‌اند زیرا این شرایط محدودیت آن‌ها را افزایش داده است (Barbedo, 2013). به موازات توسعه ابزارها و روش‌های پردازش تصویر محدودیت‌های اعمال شده در برداشت تصاویر کمتر شده و پژوهش‌هایی مانند آشکارسازی میوه‌ها بر روی درختان و در شرایط طبیعی اجرا شده‌اند (Ahmadi and Amiri Parian, 2015; Çakır *et al.*, 2013; Kurtulmus *et al.*, 2014; Öztürk *et al.*, 2016).

گلزاریان و همکاران عملکرد فاکتورهای رنگی RGB که در منابع برای جداسازی برگ‌های سبز استفاده شده بود را مورد بررسی قرار دادند. علاوه بر این فاکتورها، عملکرد جداسازی فاکتورهای رنگی B/R، G/R، G/B و G-B بررسی گردید. نتایج نشان داد فاکتور رنگی G-B برای جداسازی برگ سبز از زمینه آبی و G/R برای جداسازی برگ قرمز مناسب هستند (Golzarian *et al.*, 2014). با وجود فراوانی ارائه روش‌های پیچیده و پیشرفته پردازش تصویر، ویژگی‌های فضای رنگی به‌عنوان یک روش ساده و عملی در شناسایی گیاهان و بیماری‌های گیاهی کاربرد خود را از دست نداده است. در پژوهش‌هایی از تحلیل فضای رنگی برای تعیین تنش آبی در محیط گلخانه (Nadafzadeh and Abdanan Mehdizadeh, 2017) و تشخیص برگ (Anantrasirichai *et al.*, 2017; Mahdiani *et al.*, 2015)، میوه (Teixidó *et al.*, 2012) و علائم بیماری بر روی برگ‌ها (Matsunaga *et al.*, 2017) در شرایط نور طبیعی استفاده شده است.

گردو با اختصاص ۱۲۰۰۰۰ هکتار (۵/۳ درصد) دارای هفتمین سطح بارور در بین محصولات باغی کشور می‌باشد به‌طوری‌که سالانه از این سطح حدود ۲۳۰۰۰۰ تن گردو برداشت می‌شود (Ahmadi *et al.*, 2017). محافظت از باغات گردوی کشور مستلزم استفاده از روش‌های مراقبت مکانیزه در راستای تشخیص به‌هنگام بیماری‌ها و آفات می‌باشد. عامل بیماری آنتراکنوز قارچی به نام گنومونیا است که با کاهش دما و افزایش رطوبت، بیشتر ظاهر می‌شود، گاهی این بیماری با شدت قابل ملاحظه‌ای در اکثر مناطق گردوکاری شمال غرب کشور مشاهده شده به نحوی که در بعضی از باغات خسارت آن تا ۷۰ درصد برآورد گردیده است (Saremi *et al.*, 2002). آنتراکنوز گردو منجر به کاهش پارامترهای کمی مانند اندازه و وزن مغز و نقص در فرآیندهای متابولیسم برگ و تغییر شاخص‌های بیوشیمیایی می‌شود، همچنین کاهش کیفیت، تیرگی و کوچک شدن مغزها را به همراه دارد و برخی درختان آلوده کاملاً از بین می‌روند (Hassan and Ahmad, 2017). بنابراین تلاش برای مهار این بیماری در باغات گردوی کشور امری ضروری می‌باشد.

مدیریت مبارزه با بیماری‌ها و آفات درختان مستلزم تهیه نقشه و شناسایی دقیق کانون‌های آلودگی در طول فصل‌های مختلف سال می‌باشد. چنانچه برای کنترل بیماری آنتراکنوز اقدامات زراعی و محلول‌پاشی در موقعیت‌های زمانی مشخص در فصل‌های بهار و پاییز پیشنهاد شده است (Keshavarzi, 2011). در این راستا توسعه سیستم‌هایی جهت تشخیص و تعیین میزان شیوع و ثبت موقعیت محلی آلودگی، برای محققین و باغداران ضروری می‌باشد. پایش خودکار توسط روش پردازش تصویر امکان ثبت هم‌زمان موقعیت تصاویر را فراهم می‌نماید.

با توجه به بررسی تحقیقات انجام شده و لزوم تشخیص و تعیین مختصات مناطق آلوده، استفاده از روش پردازش تصویر برای مدیریت صحیح مبارزه با بیماری‌ها و آفات درختان گردو ضروری است لذا هدف از این پژوهش، طراحی الگوریتمی ساده مبتنی بر عملیات ریاضی معمول برای حصول نتیجه با کمترین بار محاسباتی مبتنی بر پردازش تصاویر شاخ و برگ درختان گردو در شرایط نور طبیعی می‌باشد تا زمینه تشخیص سریع و غیرمخرب بیماری آنتراکنوز[1] برای حفاظت از درختان با استفاده از سامانه های مکاترونیکی و ماشینی فراهم گردد. در این پژوهش برای انتخاب نقاط نمونه و تعیین ویژگی‌های نواحی مختلف در فضای رنگی RGB و HSV، یک روش سریع، آسان و قابل استناد ارائه گردید.

مواد و روش‌ها

جمع‌آوری نمونه‌ها و برداشت تصاویر

در فاصله زمانی اردیبهشت‌ماه تا تیرماه با بازدید از سطح ۱۱ باغ، واقع در استان لرستان، شهرستان سلسله، از برگ‌های آسیب‌دیده و سالم درختان گردو، تصاویری تهیه گردید. در هنگام تصویربرداری، نمونه‌هایی از برگ‌های آلوده‌ای که تصاویر آن‌ها ثبت گردید، جمع‌آوری و به آزمایشگاه جهت تعیین دقیق نوع بیماری یا آفات ارسال شدند. از روش اندازه‌گیری سرعت رشد در محیط کشت برای تشخیص بیماری آنتراکنوز بر روی برگ‌های آلوده استفاده شد. پس از تعیین نوع آسیب برگ‌ها، تصاویر ثبت شده در دو گروه طبقه‌بندی شدند. گروه اول شامل تصاویر برگ‌های آلوده به آنتراکنوز (شکل ۱) و گروه دوم شامل تصاویر برگ‌هایی بودند که ظاهری سالم داشتند. این تصاویر در ساعات مختلفی از طول روز و در حالتی که دوربین مستقیماً رو به نور خورشید نباشد، برداشت شدند به گونه‌ای که پراکندگی زمان برداشت در بازه روشنایی قبل از طلوع آفتاب تا زمان

1- Anthracnose

غروب آفتاب در نظر گرفته شد. تصاویر برداشت شده با ابعاد ۳۶۳۲ × ۵۴۵۶ و در فرمت JPEG ذخیره شدند.



شکل ۱- تصویر آلودگی برگ درخت گردو به بیماری آنتراکنوز
Fig.1. Images of walnut tree leaf damages by anthracnose

برای اجرای عملیات با محدودیت کمتر و منطبق با شرایط طبیعی چالش‌هایی وجود داشت که (Barbedo, 2016) با مرور تحقیقات مشابه این چالش‌ها را بررسی و عنوان می‌کند که در شرایطی که برگ‌ها هم در معرض نور مستقیم و هم در سایه قرار دارند و یا بر روی برگ هم‌زمان هم سایه و هم نور منعکس می‌شود، تا حد زیادی کاراکترهای تصویر تحت تاثیر قرار می‌گیرند. فاکتورهای دیگری که بر خصوصیت تصاویر تأثیر دارند شامل زاویه تصویربرداری، تجهیزات برداشت، رزولوشن تصویر، تغییرات علائم در طول بیماری، سن برگ (مرحله رشد)، تنوع رنگ بافت سالم، رطوبت و باد می‌باشند (Pydipati *et al.*, 2006). بنابراین برداشت تصاویر در شرایط مختلف سایه و روشنایی نور خورشید و در جهت رفع چالش‌ها و با توجه به دیگر شرایط ارائه شده در منابع، صورت گرفت.

تصاویر با استفاده از یک دوربین Sony QX1 به همراه لنز استاندارد 18-55 mm برداشت شدند. این دوربین از یک حسگر ۲۰/۱ مگاپیکسلی APS-C 3:2 بهره برده و دارای پردازشگر Bionz X می‌باشد. استفاده از تجهیزات با کارایی بیشتر در راستای رفع چالش‌های مرحله برداشت انجام گرفت. دوربین با حسگر بزرگ‌تر و رزولوشن بالا امکان ثبت جزئیات بیشتری از تصویر را در فضای تصویربرداری وسیع‌تر فراهم می‌نماید ضمن این‌که استفاده از یک دوربین با محدوده حساسیت بالا (iso100-iso16000) برای تصویربرداری در مقادیر مختلف روشنایی ضروری است. این دوربین به‌وسیله یک نرم‌افزار کاربری اندرویدی و از طریق تلفن همراه کنترل می‌شود و هم‌زمان با تصویربرداری، امکان انتقال تصاویر به حافظه تلفن همراه وجود دارد. اتصال تلفن همراه و دوربین از طریق شبکه بی‌سیم رادیویی انجام می‌گیرد. علت انتخاب این دوربین انتقال هم‌زمان تصاویر به تلفن همراه است که امکان پردازش بلادرنگ آن‌ها را فراهم می‌نماید. با تعیین روش پردازش تصاویر می‌توان یک نرم‌افزار کاربری مبتنی بر سیستم‌های عامل کوچک مثل اندروید را طراحی نمود تا تشخیص بلادرنگ بیماری برای باغداران فراهم گردد.

پردازش تصاویر آنتراکنوز

تعداد ۵۰ تصویر RGB مربوط به برگ‌های آلوده به بیماری آنتراکنوز و ۵۰ تصویر RGB سالم به‌عنوان شاهد مورد بررسی قرار گرفتند. پردازش تصاویر با استفاده از نرم‌افزار Matlab (R2014a) انجام گرفت. در ابتدا با اعمال فیلترهای اولیه نسبت به رفع نویزهای تصویر اقدام شد. در این خصوص با توجه به‌وجود نویز فلفل–نمکی که احتمالاً به‌دلیل وجود انعکاس شاخه‌های نور آفتاب بر روی سطوح برگ، درخشندگی‌های کوچکی از این جنس به‌وجود آمده بودند، توسط فیلتر میانه از میان برداشته شدند. سپس نواحی موجود در این تصاویر به دو دسته تقسیم شدند:

الف) مناطق آلوده روی برگ‌ها

ب) بخش‌های سالم برگ

دامنه مولفه‌های رنگی RGB و HSV این نواحی استخراج و در مکعب رنگ و نمودار هیستوگرام مورد مطالعه قرار گرفت. با توجه به حساسیت ابعاد رنگ RGB به تغییرات روشنایی و قابلیت بالای پرده رنگ (Hue) در تمیز دادن رنگ‌ها، مشابه ادراک انسان، از فضای رنگ HSV برای تفکیک نواحی آلوده از برگ‌ها استفاده شد (Ahmadi and Amiri Parian, 2015). همچنین خصوصیات شکل و اندازه نواحی مختلف تصویر برداشت و مورد ارزیابی قرار گرفت. با وجود تعیین دامنه مؤلفه‌های رنگ، از مساحت و میزان خروج از مرکز و محل قرارگیری لکه‌های آنتراکنوز در تصویر، جهت توسعه الگوریتم پردازش تصویر برای تشخیص بیماری آنتراکنوز استفاده شد.

بررسی فضای رنگی RGB بخش‌های شامل برگ و بیماری آنتراکنوز با نمونه‌گیری از این بخش‌ها انجام گرفت. نواحی شامل لکه آنتراکنوز در تصاویر نمونه برش داده شد و در یک تصویر به‌عنوان تصویر نمونه نقاط آنتراکنوز قرار داده شد. در مرحله بعد با جابه‌جایی مختصات نقاط روی تصویر، نواحی سفید حذف و تصویر جدیدی به‌دست آمد که با رسم هیستوگرام و همچنین نمودارهای دوبعدی فضای رنگ آن تصویر، ویژگی‌های رنگی نواحی شامل لکه انتراکنوز استخراج گردید. برای استخراج ویژگی‌های رنگی برگ نیز تصویر مشابهی شامل بخش‌هایی از برگ‌ها تشکیل گردید (شکل ۲).

دامنه تغییرات شاخص‌های R، G و B در هیستوگرام به‌دست آمد. بررسی نمودار نقاط پراکنده بخش‌های مختلف تصویر بر روی وجوه مکعب رنگ و برازش خطوط رگرسیون و خطوط مرزی، آستانه مرتبط با صفحات رنگ را برای هر بخش تصویر تعیین می‌کند و در حالتی که توزیع رنگ متعلق به دو بخش (در یک صفحه رنگ مشخص) با هم کمترین هم‌پوشانی را داشته باشند، می‌توان از تبدیلات خطی مربوط به خطوط مرزی به‌دست آمده برای جداسازی بخش‌های تصویر استفاده نمود. بر این اساس حدود فضای دوبعدی بخش‌ها در صفحات GR، GB و BR مورد تجزیه و تحلیل آماری قرار گرفت، به این صورت که نقاطی از این نواحی به‌عنوان نمونه آماری برداشت شدند و رگرسیون‌های دو متغیره GR، GB و BR برای هر کدام از این دسته نقاط به‌صورت $y = b_0 + b_1x$ و همچنین مجذور میانگین مربعات خطای داده‌ها با استفاده از نرم‌افزار SPSS 16 (IBM) به‌دست آمد. با تعیین فاصله هر کدام از نقاط روی صفحه با محور اصلی رگرسیون، ضرایب خطوط بیشینه و کمینه فضای رنگی به گونه‌ای طرح گردید که حداقل ۹۵ درصد نقاط نمونه‌برداری شده، در فضای بین خطوط مرزی قرار داشته باشند.

برای تعیین شاخص‌های فضای رنگی RGB، دو خط موازی با محور اصلی رگرسیون و در دو طرف این محور در نظر گرفته شد. فاصله این دو خط از محور اصلی رگرسیون ضریبی از متوسط خطای مثبت و منفی انتخاب گردید. با تغییر فاصله این خطوط از محور اصلی مساحت محصور شده توسط آن‌ها تغییر نمود تا جایی که ۹۵ درصد نقاط مربوط به بخش مورد بررسی تصویر، در این سطح محصور قرار گرفتند. خطوط مرزی به‌دست آمده به‌عنوان شاخص‌های فضای رنگی RGB برای بخش مورد بررسی (لکه یا برگ) انتخاب شدند. سپس برای تفکیک دو بخش تصویر، با وجود خطوط مرزی هر بخش شاخص‌های تفکیک به‌دست آمد.



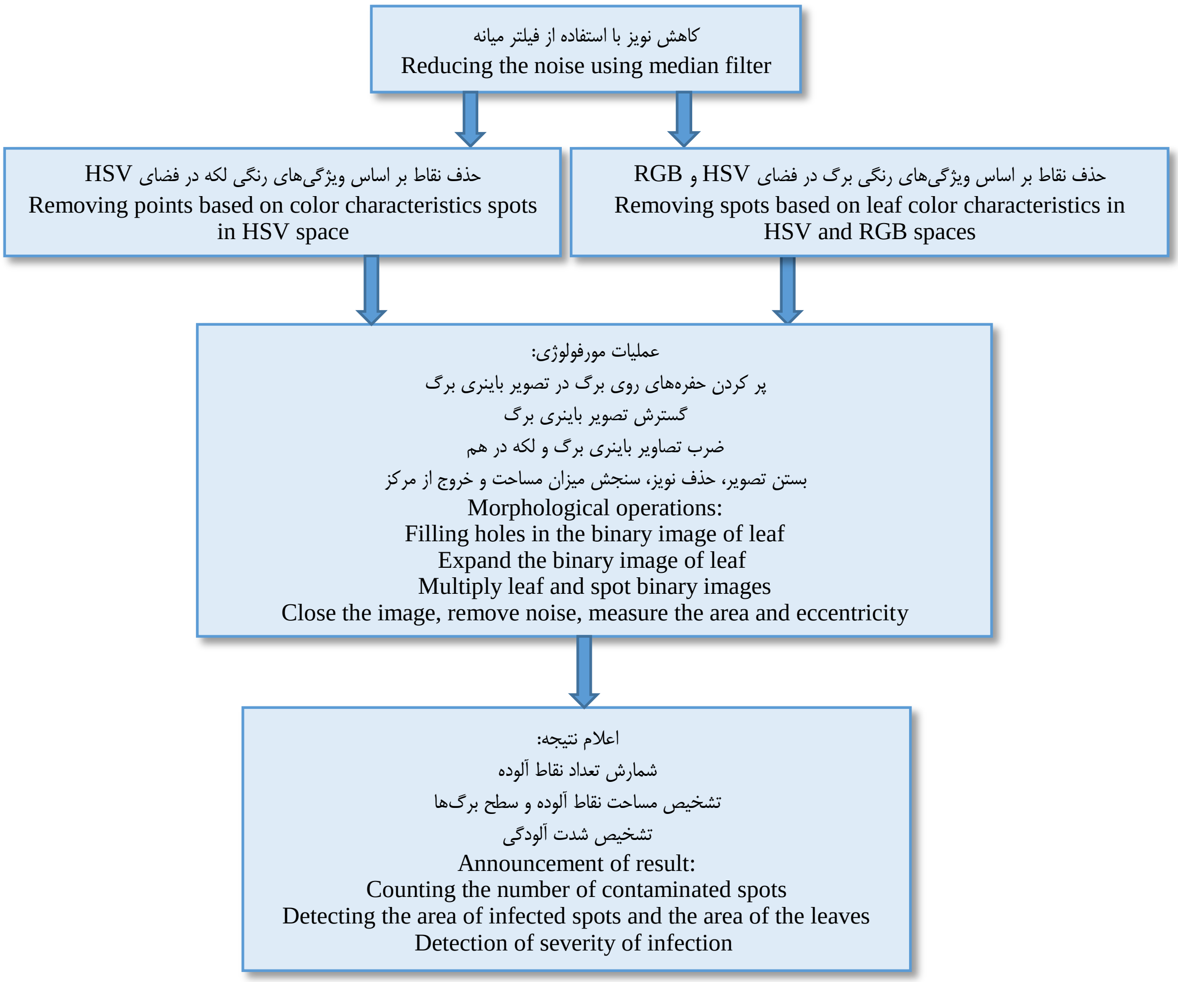
شکل ۲- تشکیل تصاویر نمونه جهت تحلیل آماری و تعیین ویژگی‌های رنگی: الف) برگ درخت گردو، ب) لکه آنتراکنوز

Fig.2. Formation of sample images for statistical analysis and determination of color characteristics: a) Walnut leaf, b) Anthracnose spots

حال بر اساس دامنه مؤلفه‌های رنگ ثبت شده برای لکه‌های آنتراکنوز، همه پیکسل‌هایی که ویژگی رنگی متفاوت با این لکه‌ها داشتند، حذف شدند. تفکیک لکه‌های آنتراکنوز از برگ‌ها در فضای رنگی HSV با تعیین دامنه H انجام گرفت و همچنین در فضای RGB با توجه به ضرایب خطوط بیشینه و کمینه به‌دست آمده در صفحات رنگ GR، GB و BR، ترکیب شاخص‌های $0.9R - G$، $0.94R - B$ و $0.65G - B$ برای تفکیک لکه‌ها استفاده شد.

پس از استفاده از ویژگی‌های رنگی در تفکیک لکه‌ها، آنچه از تصویر باقی ماند نواحی بود که هم بر روی برگ قرار داشته و هم خصوصیات رنگی لکه‌ها را داشتند، در مرحله بعد با انجام عملیات مورفولوژی شامل بستن تصویر، حذف نویز و سنجش میزان مساحت، تفکیک لکه‌ها انجام گرفت. اعلام نتیجه در خصوص وجود بیماری آنتراکنوز در یک تصویر بر اساس شمارش نواحی باقیمانده و همچنین میزان مساحت نواحی آلوده به کل مساحت برگ انجام گرفت. روش پردازش در بلوک دیاگرام شکل ۳ نشان داده شده است. در این روش

ابتدا برگ‌ها از پس‌زمینه و سپس لکه‌ها از برگ‌ها تشخیص داده شد. تصویربرداری در فضای طبیعی باغ گردو و بدون محدودیت در نحوه قرارگیری برگ‌ها انجام گرفت بنابراین امکان وجود اشیاء با بافت، رنگ و مقیاس متنوع در پس‌زمینه تصویر وجود داشت که به‌صورت لکه‌های مشابه آنتراکنوز در تصویر ظاهر شوند. فراوانی ظهور این لکه‌ها وابسته به متغیرهای زیادی از جمله ارتفاع، زاویه، فاصله و موقعیت محل تصویربرداری بر روی درخت، تراکم شاخ و برگ‌ها و فضای باغ بود، در نتیجه در این پژوهش از تعیین میزان صحت و دقت تفکیک برگ از تصویر اصلی صرف‌نظر شد و لکه‌هایی که به علت خطای تفکیک برگ از پس‌زمینه در تصویر نهایی نمایان شدند در محاسبه نتایج لحاظ نشدند.



شکل ۳– بلوک دیاگرام مراحل پردازش تصویر برای تشخیص آنتراکنوز
Fig.3. Diagram block processing steps to detect anthracnose

با توجه به این‌که نتایج این روش به‌صورت سالم و یا آلوده بودن برگ‌ها و برای دو گروه برگ سالم و آلوده به‌دست آمد، برای ارزیابی روش ارائه شده از ماتریس طبقه‌بندی که مخصوص الگوریتم‌های باینری است استفاده شد. چهار پارامتر TP[1] (تعداد تصاویری که سالم تشخیص داده و واقعاً سالم هستند)، TN (تعداد تصاویری که آلوده تشخیص داده شده و واقعاً آلوده هستند)، FP (تعداد تصاویری که سالم تشخیص داده شده در صورتی‌که واقعاً سالم نیستند) و FN[2] (تعداد تصاویری که آلوده تشخیص داده شده در صورتی‌که واقعاً آلوده نیستند) از تست الگوریتم استخراج و در ماتریس طبقه‌بندی درج شد تا از آن‌ها برای تعیین مقدار شاخص‌های ارزیابی به شرح ذیل استفاده شود:

(حساسیت) Sensitivity = TP / (TP + FN)

1-True Positive

2- False Negative

(صحت) Accuracy = (TP + TN) / (TP + FN + FP + TN)

(ویژگی) Specificity = TN / (FP + TN)

(دقت) Precision = TP / (TP + FP)

لکه ناشی از بیماری آنتراکنوز با گذشت زمان مساحت بیشتری از سطح برگ را آلوده می‌کند (شکل ۴) لذا علاوه بر تعداد نقاط آلوده، نسبت مساحت آلوده به مساحت کل برگ‌ها جهت محاسبه شدت آلودگی به آنتراکنوز (درصد آلودگی) در هر تصویر استفاده شد. برای ارزیابی روش ارائه شده در تعیین شدت آلودگی به بیماری آنتراکنوز، ابتدا درصد آلودگی روی برگ‌ها از طریق ترسیم مرز آلودگی به‌صورت دستی و محاسبه مساحت واقعی لکه‌ها و برگ‌ها به‌دست آمد. سپس با استفاده از روش پردازش ارائه شده، درصد آلودگی تصاویر استخراج گردید. در مرحله بعد با استفاده از تحلیل t زوجی درصد آلودگی واقعی با درصد به‌دست آمده از روش پردازش تصویر مقایسه شد تا مشخص گردد که آیا تفاوت معنی‌داری در میزان شدت آلودگی به‌دست آمده توسط روش ارائه شده با میزان واقعی آن وجود دارد یا خیر.



ب الف

شکل ٤– گسترش لکه آنتراکنوز: الف) مراحل اولیه ظهور علائم، ب) فراگیر شدن آسیب وارده به برگ

Fig.4. Spread of anthracnose spots: a) Early stages of the emergence of symptoms, b) Incidence of leaf damage

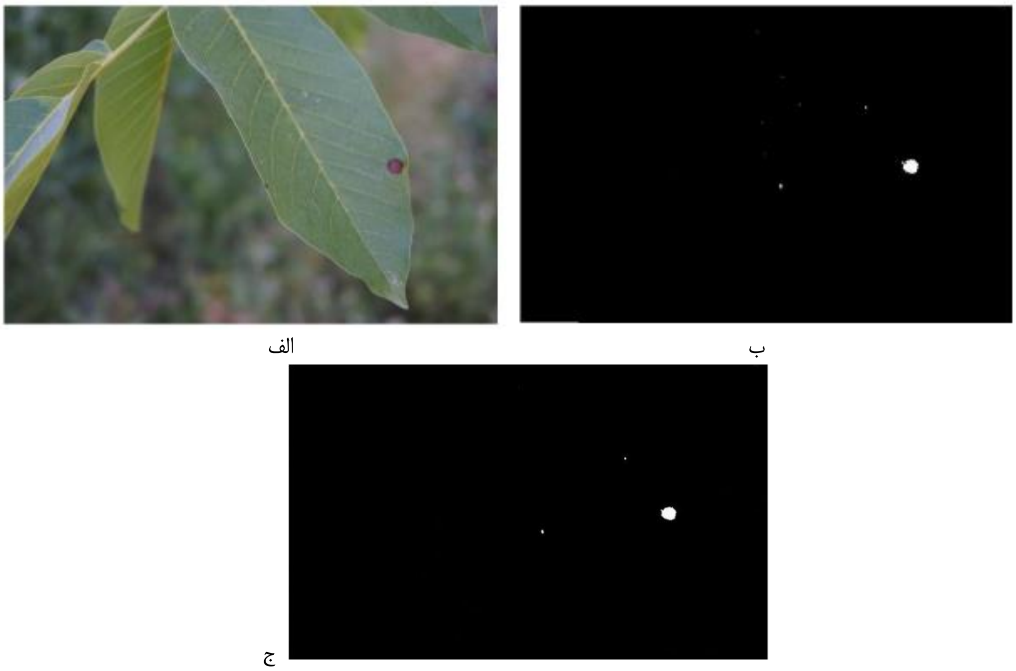
نتایج و بحث

برداشت مؤلفه‌های RGB و HSV نقاط واقع در بخش‌های مختلف تصاویر، فضای مختص به این بخش‌ها را مشخص نمود. بررسی نقاط واقع در مناطق مختلف تصاویر در فضای رنگی HSV نشان داد که با تعیین حدود H، لکه آنتراکنوز از برگ جدا می‌شود. در شکل ۵ مراحل پردازش بر روی یک نمونه تصویر نشان داده شده است و در شکل ۶ هیستوگرام مناطق شامل بخش‌های سالم برگ و لکه آنتراکنوز در فضای رنگی HSV نشان داده شده است. هیستوگرام به‌دست آمده از نقاط واقع در نواحی آلوده و برگ‌های سالم در فضای رنگی RGB (شکل ۶) نشان داد که امکان تفکیک لکه‌ها با تعیین دامنه فاکتورهای R، G و B وجود ندارد. لکن با تعیین دامنه فضای رنگی نواحی آنتراکنوز در کنار دامنه فضای رنگی برگ‌ها در صفحات GR، GB و BR، امکان تمایز لکه از برگ و حذف بخش‌هایی از تصویر پس‌زمینه فراهم گردید. در شکل ۷ نقاط دو بعدی مربوط به فضای رنگی لکه آنتراکنوز در صفحات GR، RB و GB نشان داده شده‌اند، رسم خطوط R = G/0.9، R = B/0.94 و B = 0.65G در صفحات رنگ و موقعیت نقاط مربوط به لکه و برگ در این نمودارهای نقطه‌ای، عملکرد شاخص‌های 0.9R – G، 0.94R – B و 0.65G – B در تفکیک‌پذیری لکه از برگ را نشان می‌دهد. تعیین دامنه این فضاهای رنگی نشان داد که دامنه مؤلفه‌های رنگی لکه آنتراکنوز در صفحه GR با دامنه مؤلفه‌های رنگی برگ‌ها وجه اشتراکی ندارند، مجزا بودن دامنه رنگی برگ و لکه در صفحه GR در نمودار مربوط به فضای رنگی نقاط نمونه (شکل ۷) کاملاً مشهود است. این اثر احتمالاً می‌تواند به دلیل نزدیک بودن طیف رنگی لکه‌ها با رنگ قرمز باشد. بر این اساس با وجود شرایط متغیر نور طبیعی، تفکیک نقاط آلوده از برگ‌ها با استفاده از ویژگی‌های رنگی استخراج شده امکان‌پذیر شد. همچنین تفکیک لکه‌های آنتراکنوز از برگ‌ها در فضای رنگی HSV با تعیین دامنه H انجام گرفت.

تجزیه و تحلیل آماری در صفحات رنگی RGB با این فرض انجام گرفت که ویژگی‌های رنگی خاص برای هر کدام از مجموعه نقاط واقع در نواحی برگ و لکه در حداقل یک صفحه رنگ (BG, RB, RG) وجود دارد که می‌توانند مبنای تفکیک لکه از برگ قرار بگیرند. تشخیص ویژگی و یا تعیین حدود مختصات نقاط در صفحه به معنی پراکندگی کمتر و وابستگی بیشتر بین دو مؤلفه تشکیل‌دهنده صفحه می‌باشد. در حالی‌که نقاط نمونه در اینجا تصاویری با ابعاد بزرگ هستند که از نمونه‌برداری نواحی روی برگ‌ها و لکه‌ها به‌دست آمده‌اند رگرسیون می‌تواند به‌عنوان یک عمل محاسباتی ساده و سریع جایگزین عمل بررسی تجربی این تعداد زیاد از نقاط شود.

در جدول ۱ ضرایب محور اصلی رگرسیون در وجوه رنگ RGB برای هر کدام از بخش‌های شامل برگ و لکه آنتراکنوز به تفکیک

نشان داده شده است. حدود خطا از محور اصلی رگرسیون نشان‌دهنده میزان مساحت روی وجه رنگ مرتبط با بخش مورد آزمایش می‌باشد که هرچه این مساحت کوچک‌تر باشد قابلیت تفکیک بخش نمونه‌برداری شده بیشتر می‌شود زیرا نمودار نقطه‌ای نشان‌دهنده توزیع احتمال نقاط در صفحه رنگ است و هرچه این مجموعه نقاط مساحت کمتری از صفحه رنگ را در بر گرفته باشند میزان هم‌پوشانی با دیگر مجموعه نقاط روی صفحه، که مربوط به خصوصیات رنگی بخش‌های دیگر هستند، کمتر شده لذا جدایش این بخش‌ها از تصویر زمینه با دقت بیشتری انجام می‌گیرد. مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE[1]) داده‌ها نشان داد که برگ در صفحه GR و آنتراکنوز در صفحه GB از قابلیت تفکیک بیشتری برخوردارند. علت احتمالی این امر یکنواختی کمتر توزیع طیف رنگ آبی در تصاویر مربوط به برگ و همچنین یکنواختی کمتر توزیع رنگ قرمز در تصاویر لکه آنتراکنوز است.



شکل ۵- پردازش تصویر برای تشخیص آنتراکنوز: الف) تصویر اصلی، ب) تصویر حاصل از تفکیک بخش‌ها بر اساس ویژگی‌های رنگی در فضای HSV، ج) حذف نویز و شمارش تعداد لکه‌ها و همچنین محاسبه مساحت و درصد آلودگی

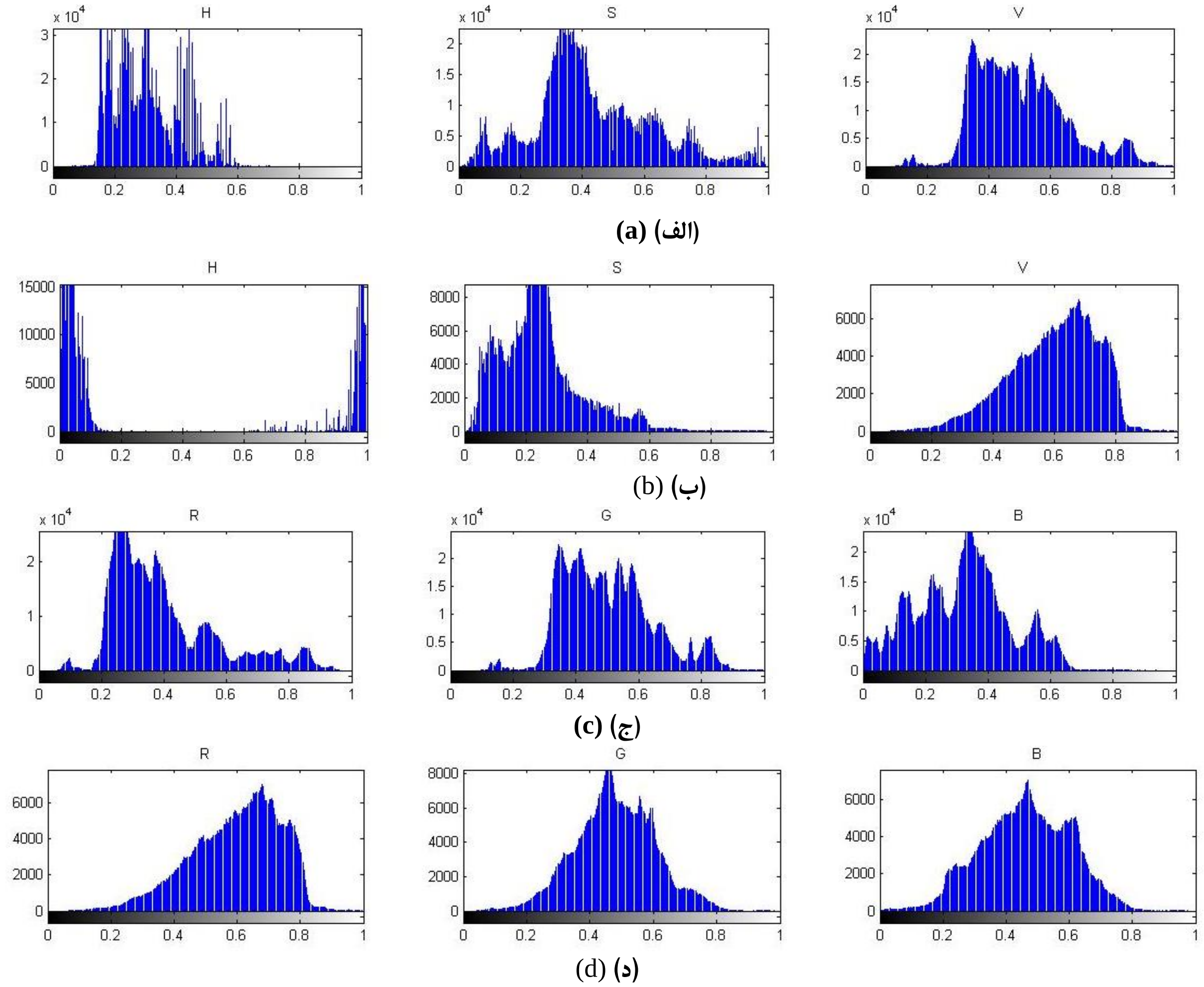
Fig.5. Processing image to detect anthracnose: a) Original image, b) The image segmentation based on color features in the HSV space, c) Noise removal, spot counting and area calculation and percentage of contamination

جدول ۱- ضرایب محور اصلی رگرسیون در وجوه فضای رنگی RGB

Table 1- The main axis coefficients of the regression in the RGB color space

نام بخش Segment	نقاط نمونه Sampling points	محورها Axes of color	ضرایب رگرسیون Regression coefficients		خطا نسبت به محور اصلی رگرسیون Error from regression axis		RMSE
			b_0	b_1	Positive average distance	negative average distance	
برگ leaf	1086	GR	-0.142	0.85	0.135	-0.115	0.053
		GB	-0.135	1.3	0.199	-0.165	0.088
		BR	0.104	0.573	0.112	-0.273	0.326
آنتراکنوز Anthracnose	1037	GR	0.09	1.49	0.0356	-0.0370	0.088
		GB	-0.04	0.813	0.0234	-0.017	0.049
		BR	0.087	0.93	0.047	-0.052	0.057

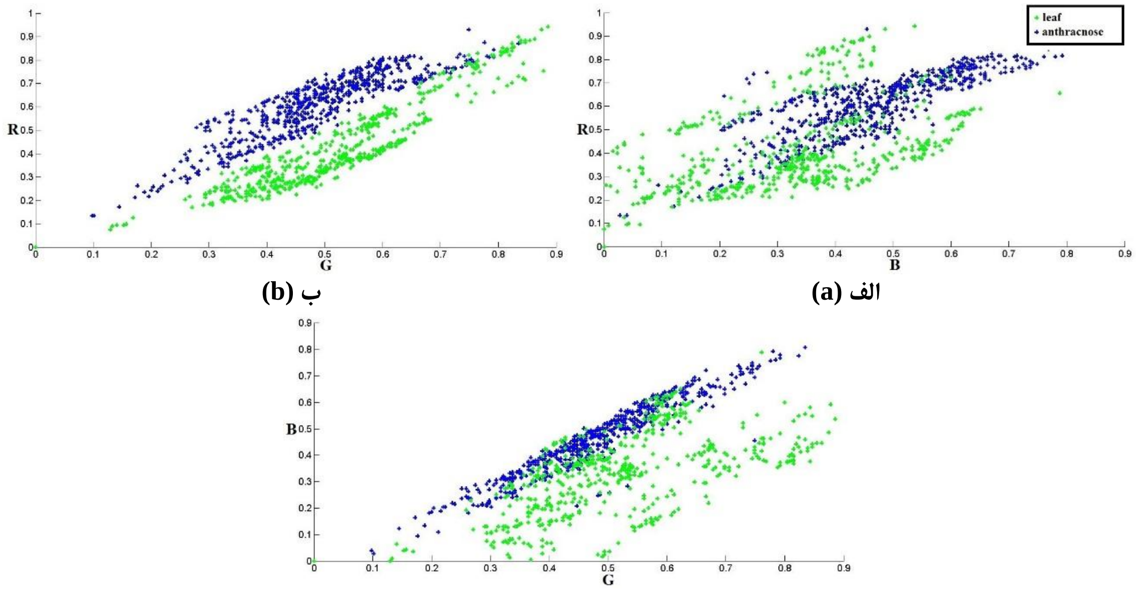
1- Root mean square error



شکل ٦- هیستوگرام بخش‌های شامل برگ و لکه آنتراکنوز در فضای رنگی HSV، الف) هیستوگرام شاخص‌های H، S و V در نواحی شامل تصویر برگ، ب) هیستوگرام شاخص‌های H، S و V در نواحی شامل تصویر آنتراکنوز، ج) هیستوگرام شاخص‌های R، G و B در نواحی شامل تصویر برگ، د) هیستوگرام شاخص‌های R، G و B در نواحی شامل تصویر آنتراکنوز

Fig.6. The histogram of leaves and anthracnose in the HSV color space, a) Histogram of H, S, and V indices in areas containing leaf image, b) Histogram of H, S, and V indices in areas containing anthracnose image, c) Histogram of R, G, and B indices in areas containing leaf image, d) Histogram of R, G, and B indices in areas containing anthracnose image.

روش ارائه شده برای تشخیص بیماری آنتراکنوز بر روی درخت گردو توانست تصاویر این بیماری را با دقت تفکیک ۹۸ درصد جداسازی کند. ماتریس طبقه‌بندی عملکرد روش تشخیص بیماری آنتراکنوز در جدول ۲ نشان داده شده است. عملکرد این روش با توجه به ماتریس طبقه‌بندی محاسبه و در جدول ۳ نشان داده شده است. در روش تشخیص بیماری آنتراکنوز، از دو فضای رنگی HSV و RGB برای تفکیک لکه آنتراکنوز از برگ استفاده شد. پس از تعیین شاخص‌های تفکیک لکه و برگ در دو فضای رنگی RGB و HSV، عملکرد این شاخص‌ها بر روی تصاویر برگ آلوده مورد بررسی قرار گرفت، بر روی این برگ‌ها ۲۸ لکه آنتراکنوز قرار داشت که صددرصد این لکه‌ها هم در فضای رنگی RGB و هم در فضای HSV به درستی تشخیص داده شدند. با وجودی‌که تفکیک لکه‌ها با تعیین دامنه شاخص‌های R، G و B در فضای RGB امکان‌پذیر نبود لکن با استفاده از شاخص‌های ترکیبی در صفحات رنگ RG، BG و RB امکان تفکیک لکه از برگ فراهم گردید. در استفاده از هر دو فضای رنگی، علاوه بر ۲۸ لکه مشخص، نواحی کوچکی نیز به‌عنوان لکه آنتراکنوز بر روی تصویر باقی ماندند که با توجه به مساحت خیلی کم آن‌ها و قطعی نبودن آلودگی، در مرحله عملیات مورفولوژی حذف شدند. با وجودی‌که عملکرد جدایش در هر دو فضای RGB و HSV با موفقیت صددرصد همراه بود، با توجه به حجم کمتر محاسبات در فضای HSV ارائه و ارزیابی الگوریتم نهایی با استفاده از این فضای رنگی انجام گرفت.



(b) ب (a) الف

(c) ج

شکل ۷- فضای رنگی نقاط نمونه‌برداری شده از نواحی شامل برگ (سبز) و لکه آنتراکنوز (آبی)، الف) در صفحه رنگ GR، ب) در صفحه رنگ BR، ج) در صفحه رنگ GB

Fig.7. Color space of leaves (green) and anthracnose (blue) a) In GR plate, b) In BR plate, c) In GB plate

جدول ۲- ماتریس طبقه‌بندی عملکرد روش تشخیص بیماری آنتراکنوز

Table 2- Classification matrix of the method for diagnosis of anthracnose

<table>
<tr><td colspan="2" rowspan="2"></td><td colspan="2">کلاس واقعی
Actual class</td></tr>
<tr><td>سالم
Intact</td><td>آنتراکنوز
Anthracnose</td></tr>
<tr><td rowspan="2">کلاس پیش‌بینی شده
Predicted class</td><td>سالم
Intact</td><td>50</td><td>2</td></tr>
<tr><td>آنتراکنوز
Anthracnose</td><td>0</td><td>48</td></tr>
</table>

جدول ۳- عملکرد روش تشخیص بیماری آنتراکنوز

Table 3- efficiency of the diagnosis of anthracnose disease

	حساسیت Sensitivity	**ویژگی Specificity**	**صحت Accuracy**	**دقت Precision**
آنتراکنوز Anthracnose	0.96	1.00	0.96	0.98

جدول ۴ نتایج آزمون t زوجی در بررسی تفاوت شدت آلودگی واقعی (درصد آلودگی واقعی برگ‌ها) با شدت به‌دست آمده از روش پردازش تصویر را نشان می‌دهد. مقدار p-value به‌دست آمده در این جدول نشان می‌دهد که اختلاف معنی‌داری در مقایسه شدت الودگی به‌دست آمده توسط روش پردازش تصویر ارائه شده با میزان آلودگی واقعی وجود ندارد. علت حصول این نتیجه دقت بالای روش پردازش تصویر ارائه شده در تشخیص مرز میان نواحی آلوده و نواحی سالم بر روی برگ می‌باشد.

جدول ٤- آزمون t زوجی برای بررسی تفاوت شدت آلودگی واقعی با شدت به‌دست آمده از روش پردازش تصویر

Table 4- Paired t-test to determine the difference between the severity of actual pollution and the intensity obtained by the image processing method

متغیر Variable	مرحله Level	میانگین Average	انحراف استاندارد Standard deviation	t	p-value
درصد آلودگی برگ Percentage of leaf contamination	روش دستی Manually	0.003953	0.003365	-0.078	0.938
	پردازش تصویر Image processing	0.004002	0.004846		

همان‌گونه که در جدول بالا مشاهده می‌گردد اختلاف معنـی‌داری در مقایسه شدت آلودگی به‌دست آمده توسـط روش پـردازش تصـویر ارائه شده و میزان آلودگی واقعی وجود ندارد.

هرچند Mahmoodi-Eshkaftaki *et al.*, (2011) با اعمال شرایط تصویربرداری محدود و در آزمایشگاه به دقت ۱۰۰ درصد در تشخیص آثار آسیب‌دیدگی‌های مذکور بر روی برگ‌ها شدند با این وجود درصد دقت به‌دست آمده در این پژوهش نیز نشان می‌دهد که بدون اعمال محدودیت‌های شرایط تصویربرداری امکان موفقیت در شناسایی بیماری آنتراکنوز و آفت کنه گالزا بر روی درختان گردو وجود دارد. با وجود تدابیر در نظر گرفته شده برای تصویربرداری در شرایط طبیعی و پردازش آن، خطایی هرچند کم باقی ماند که با بررسی تصاویری که تشخیص آن‌ها به‌درستی انجام نگرفته موارد زیر مشاهده گردید:

به‌علت رزولوشن بالای تصویر، پس از استفاده از خصوصیات رنگی ممکن است نویزهایی بر روی تصویر باقی بماند (شکل ۸)، لذا با استفاده از اندازه‌گیری مساحت نواحی باقی‌مانده نویزها از لکه‌ها تفکیک و حذف شدند. در این مرحله ریز بودن لکه‌های آنتراکنوز و یا مقیاس کوچک آن‌ها در تصویر سبب حذف آن‌ها در مرحله اعمال عملگر مورفولوژی می‌شود.



شکل ۸- تشخیص نویز تصویر به‌عنوان لکه‌های آلوده به آنتراکنور در حالی‌که امکان اثبات آلودگی این نقاط وجود ندارد

Fig.8. Detecting image noise as anthracnose-infected spots while proving the contamination of these points is not possible

تغییر در شرایط برداشت و کمبود مرزهای دقیق اطراف نشانه‌ها از فاکتورهای اثربخش بر روش پردازش تصویر در این پژوهش بودند که توسط (Barbedo, 2016) نیز پیش‌بینی شده‌اند. در مواردی با وجود تشخیص لکه، میزان مساحت به‌دست آمده با مساحت واقعی محل آلودگی مغایرت داشت که علت آن پارگی و تغییر شکل برگ در محل الودگی بود (شکل ۹) که البته این مساله موجب اختلاف معنی‌دار در شدت آلودگی محاسبه شده توسط الگوریتم با شدت آلودگی حقیقی نشد زیرا بر اساس کاربرد پژوهش حاضر تصاویر در مراحل اولیه ظهور علایم بیماری تهیه گردیدند. از دیگر فاکتورهای موثر بر روش‌های به‌کار برده شده می‌توان به زاویه برداشت و فاصله بین موضوع و دوربین نام برد که (Barbedo, 2013) نیز به آن‌ها اشاره نموده است.

پژوهش‌های مشابه نشان داده که آستانه‌گذاری فضای رنگی در شرایط نورپردازی کنترل شده (Nadafzadeh and Abdanan Mehdizadeh, 2017) و در محیط نور طبیعی (Anantrasirichai *et al.*, 2017; Mahdiani *et al.*, 2015; Matsunaga *et al.*, 2017; Teixidó *et al.*, 2012) نتایج قابل قبولی به همراه دارد لکن در این پژوهش با تهیه تصویر نمونه از تعداد زیاد نقاط و نواحی مربوط به یک بخش تصویر، روش آماری ساده و سریع برای آستانه‌گذاری فضای رنگی ارائه گردید. در تحقیقات مشابه ابتدا شاخص‌هایی از

فضای رنگی در نظر گرفته شده و یا از بررسی منابع آن تحقیق شاخص‌هایی انتخاب و سپس این شاخص‌ها در رسیدن به هدف، مورد آزمایش آماری یا تجربی قرار گرفته‌اند اما در این پژوهش به جای امتحان شاخص‌های از قبل تعیین شده، روشی هدفمند، ساده و قابل استناد برای تعیین بهترین شاخص فضای رنگی ارائه شد و فاکتورهای تفکیک لکه آنتراکنوز از برگ گردو در فضای رنگی RGB و HSV در محیط نوری متغیر با محاسبات اندک و قابل اعتماد به‌دست آمد. با استفاده از این روش محدودیتی در تعداد نقاط نمونه برای آستانه‌گذاری وجود نداشته و با استفاده از تعیین خطوط رگرسیون و حدود خطا، خطوط تفکیک بهینه و همچنین مساحت فضای رنگی بخش هدف در صفحات رنگ RGB استخراج گردید.



شکل ۹– خطای محاسبه مساحت و شدت آلودگی به علت آسیب وارده به برگ
Fig.9. Area error and severity of infection due to leaf damage

نتیجه‌گیری

در این پژوهش تصاویری از برگ درختان گردو آلوده به بیماری آنتراکنوز در شرایط طبیعی برداشت شدند و روش‌هایی برای تشخیص آسیب‌های وارده به برگ‌ها ارائه گردید. تست روش تشخیص بیماری آنتراکنوز دقت تفکیک ۹۸ درصد را نشان داد و بین شدت آلودگی محاسبه شده توسط این روش و شدت آلودگی حقیقی در سطح احتمال ۰/۰۱ اختلاف معنی داری وجود نداشت. با برداشت تصاویر برگ‌ها بر روی درختان، امکان تشخیص زودهنگام بیماری در باغ توسط سیستم‌های هوشمند پایش، شبیه به ربات‌ها یا تلفن همراه برای هر باغبانی فراهم شده و میزان و محل نقاط آلوده با هدف مدیریت تشخیص و مبارزه با آفات و بیماری‌ها تعیین می‌گردد. همچنین با اعمال تغییراتی بر روی این الگوریتم‌ها، امکان استفاده از آن‌ها در شرایط مشابه برای تشخیص دیگر بیماری‌ها و آفات درخت گردو و سایر درختان فراهم می‌گردد.

References

1. Ahmadi, H. R., and J. Amiri Parian. 2015. Detecting oranges on tree by applying a digital image processing based on the shadow density pattern brigh. Journal of Agricultural Machinery 5 (1): 92-100. (In Farsi).
2. Ahmadi, K., H. Gholizadeh, H. R. Ebadzadeh, F. Hatami, R. Hosainpur, H. Abdshah, M. M. Rezaei, and M. Fazl-Estebregh. 2017. Agricultural Statistics. Gardening Products 2017 (Vol. 3). Pages 138 in Technology SaI, ed. Ministry of Agriculture, Program and Budget Deputy Directorate, Department of Statistics and Information. (In Farsi).
3. Anantrasirichai, N., S. Hannuna, and N. Canagarajah. 2017. Automatic Leaf Extraction from Outdoor Images. arXiv preprint arXiv:1709.06437.
4. Barbedo, J. G. A. 2013. Digital image processing techniques for detecting quantifying and classifying plant diseases. Springer Plus 2 (1).
5. Barbedo, J. G. A. 2016. A review on the main challenges in automatic plant disease identification based on visible range images. Biosystems Engineering 144: 52-60.
6. Bundi, S. R., A. Varadharajan, and A. Chinnasamy. 2013. Performance evaluation of various statistical classifiers in detecting the diseased citrus leaves. International Journal of Engineering Science and Technology 5 (2): 298-307.
7. Çakır, Y., M. Kırcı, E. O. Güneş, and B. B. Üstündağ. 2013. Detection of oranges in outdoor conditions. Pages 500-503. 2013 Second International Conference on Agro-Geoinformatics (Agro-Geoinformatics): IEEE.
8. Golzarian, M. R., F. Sadeghi, N. Ghanei, and F. Kazemi. 2014. A qualitative and quantitative approach to assessing the performance of contrast enhancing color indices used in automatic computer vision plant

identification system. in 8th National Congress on Agriculture Machinery Engineering & Mechanization. Jan. 2014. Mashhad, Iran. (In Farsi).
9. Hassan, M., and K. Ahmad. 2017. Anthracnose Disease of Walnut-A Review. International Journal of Environment, Agriculture and Biotechnology 2.
10. Keshavarzi, M. 2011. Walnut diseases in Iran: Diagnosis and management. Agricultural education. Karaj, Iran. (In Farsi).
11. Kim, D. G., T. F. Burks, J. Qin, and D. M. Bulanon. 2009. Classification of grapefruit peel diseases using color texture feature analysis. International Journal of Agricultural and Biological Engineering 2 (3): 41-50.
12. Kurtulmus, F., W. S. Lee, and A. Vardar. 2014. Immature peach detection in colour images acquired in natural illumination conditions using statistical classifiers and neural network. Precision Agriculture 15: 57-79.
13. Lavaf Ghazavi, M., and F. Yaghmaei. 2015. Identification and detection of plant pests of pistachio tree leave using texture and color of the image. in Second National Conference on Applied Research in Computer Science and Information Technology. Tehran, Iran. (In Farsi).
14. Mahdiani, M., R. Tabatabaei-Kolor and, M. R. Golzarian. 2015. Detection of Lettuce and Cabbage from Images Taken under Different Lighting Conditions Using an Elliptic Thresholding. Journal of Agricultural Engineering Research 15: 13-26. (In Farsi).
15. Mahmoodi-Eshkaftaki, M., J. Khazaei, K. Vahdati, and M. Taleb. 2011. Walnut disease detection using machine vision. in 1th National Conference on Modern Agriculture Sciences and Technologies. 10-12 Sep. 2011. Zanjan, Iran. (In Farsi).
16. Matsunaga, T. M., D. Ogawa, F. Taguchi-Shiobara, M. Ishimoto, S. Matsunaga, and Y. Habu. 2017. Direct quantitative evaluation of disease symptoms on living plant leaves growing under natural light. Breeding Science: 16169.
17. Nadafzadeh, M., and S. Abdanan Mehdizadeh. 2017. Determination of the most suitable color space for intelligent water stress discrimination for plants inside the greenhouse (Case Study: Coleus). Iranian Journal of Biosystems Engineering 48: 407-418. (In Farsi).
18. Omrani, E., S. S. Mohtasabi, S. Rafiei, S. Hosainpur, and N. A. Nategh. 2014. Apple leaf diseases detection using image analysis techniques. in 8th National Congress on Agriculture Machinery Engineering & Mechanization. Jan. 2014. Mashhad, Iran. (In Farsi).
19. Öztürk, B., M. Kirci, and E. O. Güneş. 2016. Detection of green and orange color fruits in outdoor conditions for robotic applications. Pages 1-5. 2016 Fifth International Conference on Agro-Geoinformatics (Agro-Geoinformatics): IEEE.
20. Pujari, J. D., R. Yakkundimath, and A. S. Byadgi. 2015. Image processing based detection of fungal diseases in plants. Procedia Computer Science 46: 1802-1808.
21. Pydipati, R., T. Burks, and W. Lee. 2006. Identification of citrus disease using color texture features and discriminant analysis. Computers and Electronics in Agriculture 52: 49-59.
22. Rouzegar, M. R., and M. R. Golzarian. 2015. The application of image processing to detect and classify diseases of plants and fruits. in 2th National Conference of Modern Topic in Agriculture. Oct. 2015. Tehran, Iran. (In Farsi).
23. Saremi, H., S. R. Rezazahshemi, and H. Jafari. 2002. Investigating the disease of walnut black (*anthracnose*) in northwestern Iran. Agricultural Sciences and Natural Resources 9 (4): 141-154. (In Farsi).
24. Singh, V., and A. K. Misra. 2017. Detection of plant leaf diseases using image segmentation and soft computing techniques. Information processing in Agriculture 4: 41-49.
25. Teixidó, M., D. Font, T. Pallejà, M. Tresanchez, M. Nogués, and J. Palacín. 2012. Definition of linear color models in the RGB vector color space to detect red peaches in orchard images taken under natural illumination. Sensors 12: 7701-7718.
26. Tripathi, G., and J. Save. 2015. An image processing and neural network based approach for detection and classification of plant leaf diseases. Journal Impact Factor 6: 14-20.

Journal of Agricultural Machinery
Vol. 11, No. 2, Fall- Winter 2021, p. 317-329

نشریه ماشین‌های کشاورزی
جلد ۱۱، شماره ۲، نیمسال دوم ۱۴۰۰، ص ۳۲۹-۳۱۷

Anthracnose Detection on Walnut Tree Leaves using Outdoor Image Processing Methods

A. Yousefvand[1], J. Amiri Parian[2*]

Received: 20-08-2019
Accepted: 29-12-2019

Introduction

Control of walnut diseases and pests requires the mapping of the extent of contamination within possible shortest time. Therefore, it is necessary to develop systems to detect and determine the prevalence and location of contamination for researchers and gardeners. Image processing has been proposed as an approach to determine the extent and type of damage to different products in farms and gardens. The aim of this study was to design an algorithm based on the processing of walnut leaf images under natural light conditions in order to provide a rapid and non-destructive detection of diseases for the protection of trees using imaging methods. In this research, the possibility of detecting Anthracnose disease was investigated by processing walnut leaf images. The disease was detected using in situ images taken from the leaves to provide the basis for designing application software on smart mechatronic systems.

Materials and Methods

Images of leaves on walnut trees were taken under outdoor light conditions. Color and morphological properties extracted from the images were used to detect the pest on the leaves. *Gnomonia leptostyla* disease diagnostic algorithm was based on process of color and morphological characteristics, leaves background and disease-stained spots. The range of changes in R, G, and B indices was obtained in histograms and then two-dimensional spaces were analyzed statistically on GR, GB, and BR planes. All points from these regions were used as statistical samples, for which bivariate regressions of GR, GB, and BR were obtained as $y = b_0 + b_1x$. Segments containing anthracnose spots from the leaves were segregated by extracting the coordinates of the points in each side on the RGB color space cube. Finally, anthracnose content was detected based on the number of spots detected by the algorithms. The percentage of contamination was used to determine the amount of contamination in each imaged area.

Results and Discussion

Examination of the colored spaces indicated that the domain of the anthracnose color components on the GR side has nothing in common with the color components of the leaves. The analysis of color space data revealed that the leaves and anthracnose were more distinguishable on the GB and RB sides, respectively.

According to the histogram of the HSV color space, anthracnose spots were isolated from the leaves by determining the H range. In the evaluation of the proposed method for diagnosis of anthracnose, the infection severity calculated by the algorithm with the true infection intensity. T-test results for comparing the mean of the two infection intensity samples showed no significant differences between the two groups at 1% probability level.

Conclusions

The evaluation of the proposed method showed a 98% segregation accuracy for *G. leptostyla* detection method. Based on the results, the proposed method for detecting anthracnose spots is suitable for determining the contamination severity in the imaged areas.

Keywords: Color features, Image processing, Morphology features, Walnut tree

1- PhD Student, Biosystems Engineering Department, Faculty of Agriculture, Bu-Ali Sina University, Hamedan, Iran
2- Assistant Professor, Biosystems Engineering Department, Faculty of Agriculture, Bu-Ali Sina University, Hamedan, Iran
(*- Corresponding Author Email: amiriparian@basu.ac.ir)